

ゲームの情報論的考察

九大理 加納省吾
甲斐 裕

通常のゲームでは利得の最大化を目的としているが、碁や将棋のように相手の行動方針を推定することが最も重要な問題である場合が少なくない。そこで、ここでは Rényi [1], Korsh [3] を拡張してゲームを情報論的に定式化し、2つのパラメーター θ_1, θ_2 に関してどの様な時に最大情報量が得られるか幾つかの場合について調べた。

§ 1. 定義と定式化.

(Ω, \mathcal{F}, P) : 確率空間.

(θ_1, θ_2) : 確率ベクトル.

$$p_{kl} = P(\omega \in \Omega \mid (\theta_1(\omega), \theta_2(\omega)) = (u_k, v_l))$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m p_{kl} = 1, \quad p_k \equiv \sum_{l=1}^m p_{kl}, \quad q_l \equiv \sum_{k=1}^m p_{kl}.$$

$\{ \xi_t = ((X_1, Y_1), \dots, (X_t, Y_t)) \}_{t=1,2,\dots}$: 確率ベクトルの列.

$$\varphi_{kl}^{(\alpha)}(z^{(\alpha)}) \equiv P'(\xi_x(\omega) \leq z^{(\alpha)} \mid (\theta_1, \theta_2) = (u_k, v_l))$$

但し、 $\theta_i \equiv \theta_i(\omega)$, $i=1,2$, $z^{(\alpha)} \equiv (z_1, z_2, \dots, z_t) \equiv (x_1, y_1, (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)) \in Z^t \equiv R^{2t}$ 又、

$$\varphi_k^{(\alpha)}(z^{(\alpha)}) \equiv P'(\xi_x(\omega) \leq z^{(\alpha)} \mid \theta_1 = u_k) = \frac{\sum_{l=1}^n p_l \varphi_{kl}^{(\alpha)}(z^{(\alpha)})}{p_k}$$

定理1. 各 $k, l, t \geq 1$ と全ての $z^{(\alpha)} \in Z^t$ に対して

$$\varphi_{kl}^{(\alpha)}(z^{(\alpha)}) > 0$$

であれば、次を満足定数 $C > 0$ が存在する。

$$E[H(\theta_1 | \xi_x)] \leq C \sum_{h=1}^m \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \sum_{\substack{l, l'=1 \\ l, l' \neq h}}^n \sqrt{\frac{p_h p_{kl'}}{p_k p_{kl}}} \int_{Z^t} \left\{ \varphi_{hl}^{(\alpha)}(z^{(\alpha)}) \varphi_{kl'}^{(\alpha)}(z^{(\alpha)}) \right\}^{\frac{1}{2}} dz^{(\alpha)}$$

$E[H(\theta_1 | \xi_x)]$ は ξ_x に関する θ_1 の条件付エントロピーの期待値、又、 $\xi_x \equiv \xi_x(\omega)$ 。上式は θ_2 についても同様に成立する。

証明.

$$H(\theta_1 | \xi_x) = \sum_{k=1}^m P(\theta_1 = u_k | \xi_x) \log \frac{1}{P(\theta_1 = u_k | \xi_x)}$$

Bayes の定理より

$$P(\theta_1 = u_k | \xi_x) = \frac{p_k \varphi_k^{(\alpha)}(\xi_x)}{\sum_{i=1}^m p_i \varphi_i^{(\alpha)}(\xi_x)}$$

Rényi [2] と仮定より

$$H(\theta_1 | \xi_x) \leq C \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \sqrt{P(\theta_1 = u_k | \xi_x)}$$

となる定数 $C > 0$ が存在する。以上より、

$$\begin{aligned}
& E[H(\theta, \xi_x) \mid \theta_1 = u_h] \\
&= \frac{1}{p_h} \int_{Z^x} H(\theta, z^{(x)}) p_h \varphi_h^{(x)}(z^{(x)}) dz^{(x)} \\
&\leq C \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \int_{Z^x} \left\{ \frac{p_k \varphi_k^{(x)}(z^{(x)})}{\sum_{i=1}^m p_i \varphi_i^{(x)}(z^{(x)})} \right\}^{\frac{1}{2}} \varphi_h(z^{(x)}) dz^{(x)} \\
&\leq C \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \sqrt{\frac{p_k}{p_h}} \int_{Z^x} \left\{ \varphi_h^{(x)}(z^{(x)}) \varphi_k^{(x)}(z^{(x)}) \right\}^{\frac{1}{2}} dz^{(x)} \\
&= C \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \frac{1}{p_h} \int_{Z^x} \left\{ \left(\sum_{l=1}^n p_{hl} \varphi_{hl}^{(x)}(z^{(x)}) \right) \left(\sum_{l'=1}^n p_{kl} \varphi_{kl}^{(x)}(z^{(x)}) \right) \right\}^{\frac{1}{2}} dz^{(x)} \\
&\leq C \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq h}}^m \sum_{l, l'=1}^n \frac{\sqrt{p_{hl} p_{kl'}}}{p_h} \int_{Z^x} \left\{ \varphi_{hl}^{(x)}(z^{(x)}) \varphi_{kl'}^{(x)}(z^{(x)}) \right\}^{\frac{1}{2}} dz^{(x)}
\end{aligned}$$

故

$$\begin{aligned}
& E[H(\theta, \xi_x)] \\
&= \sum_{h=1}^m p_h E[H(\theta, \xi_x) \mid \theta_1 = u_h] \\
&\leq C \sum_{h=1}^m \sum_{k=1}^m \sum_{l, l'=1}^n \sqrt{p_{hl} p_{kl'}} \int_{Z^x} \left\{ \varphi_{hl}^{(x)}(z^{(x)}) \varphi_{kl'}^{(x)}(z^{(x)}) \right\}^{\frac{1}{2}} dz^{(x)}
\end{aligned}$$

g. e. d.

§ 2. 独立の場合.

$I'_x \equiv H(\theta) - E[H(\theta, \xi_x)]$; ξ_x に含まれた θ_1 に関する情報量,

定理2. $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots$ が互に独立に

$$P'((X_t, Y_t) \leq z_t \mid \theta_1 = u_k, \theta_2 = v_l) = f_{kl}^{(t)}(z_t) > 0, \quad t=1, 2, \dots$$

とする。このとき全ての $h, k (\neq h), l, l'$ に対して

$$\prod_{t=1}^{\infty} \lambda_{hkl l'}^{(t)} = 0$$

であり

$$\lim_{t \rightarrow \infty} I_t' = H(\theta_1)$$

但し

$$\lambda_{hkl l'}^{(t)} = \int_Z \{ f_{hl}^{(t)}(z) f_{kl'}^{(t)}(z) \}^{1/2} dz, \quad Z \equiv R^2$$

証明 仮定と定理1より

$$\begin{aligned} & E[H(\theta_1 | \xi_t)] \\ & \leq C \sum_{k=1}^m \sum_{\substack{k'=1 \\ k \neq k'}}^m \sum_{\substack{l, l'=1 \\ l \neq l'}}^n \sqrt{p_{kl} p_{kl'}} \int_{Z^{\alpha}} \{ \varphi_{hl}^{(\alpha)}(z^{\alpha}) \varphi_{kl'}^{(\alpha)}(z^{\alpha}) \}^{1/2} dz^{\alpha} \\ & = C \sum_{k=1}^m \sum_{\substack{k'=1 \\ k \neq k'}}^m \sum_{\substack{l, l'=1 \\ l \neq l'}}^n \sqrt{p_{kl} p_{kl'}} \prod_{v=1}^t \int_Z \{ f_{hl}^{(v)}(z) f_{kl'}^{(v)}(z) \}^{1/2} dz \end{aligned}$$

q. e. d.

例. $f_{kl}^{(\alpha)}$ が 2次元正規分布 $\{ m(k,l)_x, m(k,l)_y, \sigma_{xx}, \sigma_{xy}, \rho \}$,

$t=1, 2, \dots, 1 \leq k \leq m, 1 \leq l \leq n$ の場合.

$$\begin{aligned} & \lambda_{hkl l'}^{(\alpha)} \\ & = \exp \left[- \frac{1}{8(1-\rho^2)} \left\{ \left(\frac{a_{hkl l'}}{\sigma_{xx}} \right)^2 - \frac{2\rho}{\sigma_{xx}\sigma_{xy}} a_{hkl l'} b_{hkl l'} + \left(\frac{b_{hkl l'}}{\sigma_{xy}} \right)^2 \right\} \right] \end{aligned}$$

ここで,

$$a_{hkl l'} = m(h,l)_x - m(k,l')_x, \quad b_{hkl l'} = m(h,l)_y - m(k,l')_y$$

(1). $a_{kll'} \cdot b_{kll'} \geq 0$ の場合, $|\rho| \leq 1$ より

$$\begin{aligned} & \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} \right)^2 - \frac{2\rho}{\sigma_{xx}\sigma_{yy}} a_{kll'} b_{kll'} + \left(\frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 \\ & \geq \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} - \frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 \end{aligned}$$

$$\therefore \lambda_{kll'}^{(1)} \leq \exp \left\{ -\frac{1}{\delta(1-\rho^2)} \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} - \frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 \right\}$$

$$\text{故に } \sum_{x=1}^{\infty} \frac{1}{1-\rho^2} \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} - \frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 = \infty \quad \text{である}$$

$$\prod_{x=1}^{\infty} \lambda_{kll'} = 0.$$

(2). $a_{kll'} \cdot b_{kll'} < 0$ の場合、同様にして

$$\lambda_{kll'}^{(1)} \leq \exp \left\{ -\frac{1}{\delta(1-\rho^2)} \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} + \frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 \right\}$$

$$\text{よって、故に } \sum_{x=1}^{\infty} \frac{1}{1-\rho^2} \left(\frac{a_{kll'}}{\sigma_{xx}} + \frac{b_{kll'}}{\sigma_{yy}} \right)^2 = \infty \quad \text{である}$$

$$\prod_{x=1}^{\infty} \lambda_{kll'}^{(1)} = 0.$$

§3. マルコフ過程の場合.

$(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots$: マルコフ過程

$$\Leftrightarrow P(\xi_x | \theta_1 = u_k, \theta_2 = v_l)$$

$$= P_{kl}^{(1)}(X_1, Y_1) P_{kl}^{(2)}(X_2, Y_2 | X_1, Y_1) \cdots P^{(x)}(X_x, Y_x | X_{x-1}, Y_{x-1}),$$

$$\text{但し } P_{kl}^{(x)}(X_x, Y_x | X_{x-1}, Y_{x-1}) \equiv P^{(x)}(X_x, Y_x | (X_{x-1}, Y_{x-1}), \theta_1 = u_k, \theta_2 = v_l), \quad x=1, 2, \dots$$

又 $g_{kl}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}} \equiv \left(P_{kl}((X_x, Y_x) \leq z_x \mid (X_{x-1}, Y_{x-1}) = z_{x-1}) \right)'$ とおくと、

$$\varphi_{kl}^{(x)}(z^{(x)}) = g_{kl}^{(1)}(z_1) g_{kl}^{(2)}(z_2)_{z_1} \cdots g_{kl}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}}$$

定理3. $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots\}$ がマルコフ過程で、全ての $k, l, x \geq 1$ と、 $z^{(x)}$ に対して $\varphi_{kl}^{(x)}(z^{(x)}) > 0$ とする。このとき、各 $h, k (\neq h), l, l'$ に対して

$$\prod_{x=2}^{\infty} \sigma_{hkl l'}^{(x)} = 0$$

いふわけ

$$\lim_{x \rightarrow \infty} I_x' = H(\theta_1)$$

但し、

$$\sigma_{hkl l'}^{(x)} \equiv \sup_{z_{x-1}} \int \left\{ g_{hl}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}} g_{kl'}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}} \right\}^{1/2} dz_x$$

証明. 仮定と定理1より)

$$E[H(\theta_1 \mid \xi_x)]$$

$$\leq C \sum_h \sum_{k \neq h} \sum_{l, l'} \sqrt{p_{kl} p_{kl'}} \int_{z^x} \left\{ (g_{hl}^{(1)}(z_1) \cdots g_{hl}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}}) \cdot (g_{kl'}^{(1)}(z_1) \cdots g_{kl'}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}}) \right\}^{1/2} dz^{(x)}$$

$$\leq C \sum_h \sum_{k \neq h} \sum_{l, l'} \sqrt{p_{kl} p_{kl'}} \int_Z \left\{ g_{hl}^{(1)}(z_1) g_{kl'}^{(1)}(z_1) \right\}^{1/2} \cdots \int_Z \left\{ g_{hl}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}} g_{kl'}^{(x)}(z_x)_{z_{x-1}} \right\} dz_x dz_{x-1} \cdots dz_1$$

$$\leq C \sum_h \sum_{k \neq h} \sum_{l, l'} \sqrt{p_{kl} p_{kl'}} \prod_{v=1}^x \sigma_{hkl l'}^{(v)}$$

f. e. d.

[注]. 定理2, 定理3は θ_2 に関して同様に成立する。

参考文献.

[1]. A. Rényi.: "On the amount of information concerning an unknown parameter in a sequence observation." Publ. Math. Inst. Hungar. Acad. Sci. Vol. 9, 1964.

[2]. A. Rényi.: "On some basic problem of statistics from the point of view of information theory." Proc. of 5-th Berkley Symposium: Vol. 1, 1967.

[3]. J. F. Kersh. "On decisions and information concerning an unknown parameter." Information and Control, Vol. 16, 1970.